

## BAB II

### TINJAUAN PUSTAKA

#### 2.1 Studi Literatur

Pada sub bab ini membahas rincian penelitian terdahulu yang menjadi referensi dalam penelitian yang sedang dilakukan. **Tabel 2.1** menyajikan ringkasan hasil dari beberapa penelitian sebelumnya yang dapat dijadikan sebagai bahan tinjauan.

**Tabel 2 1 Studi Literatur**

No	Judul Penelitian	Penulis dan Tahun	Metode	Hasil
1	Classification of Chicken Meat Freshness Based on YCbCr Color and Fractal Features Using KNN Method	Muchtar M (2024)	KNN dengan fitur fraktal dan fitur warna YCbCr	Pada penelitian ini, pengklasifikasian kesegaran daging ayam dilakukan menggunakan metode K-Nearest Neighbors (KNN) yang menggabungkan analisis warna YCbCr dan fitur dimensi fraktal. Penelitian ini menggunakan dataset yang terdiri dari 349 gambar daging dengan akurasi klasifikasi sebesar 94,55%, serta presisi 96% dan recall 93,07%.

2	Vision-based chicken meat freshness recognition system using RGB color moment features and support vector machine	Sutarman S, Avianto D, Wibowo A (2023)	Support Vector Machine dengan dengan analisis fitur warna RGB	<p>Penelitian ini menggunakan fitur warna RGB dan SVM untuk mengklasifikasikan kesegaran daging ayam menjadi dua kategori: 'segar' dan 'tidak segar' dengan dataset berjumlah 200 gambar.</p> <p>Intensitas warna merah, hijau, dan biru dari citra daging digunakan sebagai indikator kesegaran, mencapai akurasi 71,6% dengan kernel linear SVM dan 60,5% dengan kernel RBF SVM.</p>
3	Meat image classification using deep learning with Resnet152V2 architecture	Hidayat T, Saputri D, Aziz F (2022)	Metode CNN dengan arsitektur Resnet152V2	<p>Penelitian ini mengklasifikasikan jenis daging sapi, kambing, dan babi menggunakan ResNet152V2 dengan Nilai akurasi sebesar 80% dan nilai error sebesar 0,51. Fitur yang</p>

				dianalisis adalah citra daging yang telah diolah melalui proses augmentasi yaitu sebatas pada penajaman, perubahan ukuran, dan normalisasi citra.
4	Combining deep learning and fluorescence imaging to automatically identify fecal contamination on meat carcasses	Gorji H d.k.k (2022)	CNN dengan Fluorescence Imaging dengan penggunaan EfficientNet-B0 dan U-Net.	Pada penelitian ini melakukan deteksi kontaminasi feses pada karkas daging menggunakan arsitektur EfficientNet-B0 untuk klasifikasi dan U-Net untuk segmentasi. Hasilnya menunjukkan akurasi 97,32% untuk klasifikasi dan 89,34% IoU untuk segmentasi.

Berdasarkan studi literatur, penelitian terdahulu menunjukkan berbagai pendekatan dalam klasifikasi kesegaran daging ayam menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN) dan teknik ekstraksi fitur berbasis warna. Studi [6] menerapkan metode K-Nearest Neighbors (KNN) dengan fitur warna YCbCr dan dimensi fraktal, yang mencapai akurasi 94,55%. Namun, metode ini bergantung pada pemilihan fitur manual yang dapat membatasi fleksibilitas model

dalam menggeneralisasi pola dari dataset yang lebih kompleks. Sementara itu, penelitian [7] menggunakan Support Vector Machine (SVM) dengan fitur warna RGB untuk mengklasifikasikan daging ayam segar dan tidak segar, tetapi akurasi yang diperoleh masih relatif rendah, yaitu 71,6% dengan kernel linear dan 60,5% dengan kernel RBF. Hal ini menunjukkan bahwa pendekatan berbasis ekstraksi fitur warna konvensional memiliki keterbatasan dalam membedakan variasi kesegaran daging dengan tingkat keakuratan yang tinggi.

Penelitian lain [8] menggunakan CNN dengan arsitektur ResNet152V2 untuk mengklasifikasikan berbagai jenis daging, mencapai akurasi 80%. Namun, metode ini masih memiliki nilai error yang cukup tinggi (0,51), yang disebabkan oleh kompleksitas arsitektur yang lebih besar dan kebutuhan daya komputasi yang lebih tinggi. Selanjutnya, penelitian [9] menggunakan EfficientNet-B0 dalam kombinasi dengan U-Net untuk deteksi kontaminasi pada daging. Model ini menunjukkan hasil yang lebih unggul dengan akurasi 97,32% dalam klasifikasi.

Kesenjangan utama dari penelitian-penelitian di atas adalah perlunya eksplorasi lebih lanjut dalam mengklasifikasikan kesegaran daging ayam secara optimal, tidak hanya sebatas meningkatkan akurasi, tetapi juga mempertimbangkan efisiensi model dalam pemrosesan gambar. Metode berbasis ekstraksi fitur manual, seperti KNN dengan fitur warna YCbCr dan SVM dengan fitur warna RGB, masih memiliki keterbatasan dalam menggeneralisasi pola visual yang kompleks. Selain itu, penggunaan arsitektur CNN yang lebih besar, seperti ResNet152V2, menunjukkan akurasi yang cukup baik, tetapi dengan biaya komputasi yang tinggi

## **2.2 Metode Klasifikasi Daging Ayam**

Metode konvensional dalam menilai kesegaran daging ayam umumnya mencakup evaluasi sensorik, analisis mikrobiologi, pengukuran total volatile basic nitrogen (TVB-N), serta kromatografi gas. Evaluasi sensorik mengandalkan persepsi manusia, sehingga cenderung subjektif dan kurang konsisten. Sementara itu, metode mikrobiologis dan kimiawi menawarkan tingkat akurasi yang lebih tinggi, tetapi memerlukan fasilitas laboratorium khusus, tenaga ahli, serta waktu analisis

yang relatif lama. Keterbatasan ini menjadikan metode tersebut kurang efektif untuk diterapkan dalam skala industri dan ritel secara real-time [12].

Seiring dengan perkembangan kecerdasan buatan, inovasi dalam industri daging semakin berkembang, terutama dalam proses klasifikasi berbasis analisis citra dan teknologi deep learning. Berbagai pendekatan telah dikembangkan untuk mengidentifikasi tingkat kesegaran daging dengan memanfaatkan citra digital, spektroskopi, serta sensor elektronik. Teknologi deep learning memungkinkan sistem untuk mengenali pola visual secara otomatis tanpa memerlukan ekstraksi fitur secara manual, sehingga meningkatkan efisiensi dan akurasi dalam penilaian kualitas daging ayam [13].

### **2.3 Deep Learning**

Deep learning merupakan salah satu teknologi yang mampu digunakan secara cepat dan efisien dalam proses analisis citra [14]. Teknik deep learning kini banyak diteliti dan dimanfaatkan dalam berbagai jenis permasalahan, seperti pengolahan citra, pengenalan suara, serta pemrosesan bahasa alami [15]. Dalam perkembangan teknologi kecerdasan buatan, *Deep Neural Networks* (DNN) merupakan salah satu pendekatan yang banyak digunakan untuk memproses data. Karena *Neural networks* menjadi komponen utama dalam metode *deep learning*. Salah satu arsitektur jaringan saraf dalam yang paling umum dan efektif digunakan adalah *Convolutional Neural Network* (CNN). CNN mampu mengekstrak fitur secara otomatis langsung dari dataset gambar mentah. Ketika jaringan dilatih menggunakan sekumpulan gambar, fitur yang relevan tidak perlu dipelajari terlebih dahulu secara manual.

Untuk tugas-tugas *computer vision* seperti deteksi objek dan klasifikasi, metode ekstraksi fitur otomatis ini terbukti menjadi model pembelajaran yang sangat akurat. Selain itu, *deep learning* membangun model pembelajaran berlapis-lapis (*multi-layered*) dengan menggabungkan transformasi dan teknologi graf. Pendekatan *deep learning* telah terbukti sangat efektif dalam berbagai aplikasi,

termasuk pengolahan suara dan audio, data visual, hingga pemrosesan bahasa alami (*natural language processing/NLP*) [16].

#### **2.4 Arsitektur EfficientNet-B0**

EfficientNet-B0 merupakan arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) sekaligus pendekatan penskalaan model yang dirancang untuk meningkatkan kinerja jaringan secara efisien. Metode penskalaan pada EfficientNet dilakukan secara seragam terhadap tiga dimensi utama jaringan, yaitu kedalaman, lebar, dan resolusi, dengan menggunakan seperangkat koefisien tetap yang telah dioptimalkan. Arsitektur dasar EfficientNet dibangun dari hasil inversi struktur *MobileNetV2* yang dikombinasikan dengan mekanisme *squeeze-and-excitation* guna meningkatkan representasi fitur. Selain itu, pada varian EfficientNet-B0 digunakan fungsi aktivasi *swish* yang terbukti mampu meningkatkan performa jaringan dalam proses pelatihan [17].

